# 推荐广告机器学习实践

程佳

美团点评 | 技术团队

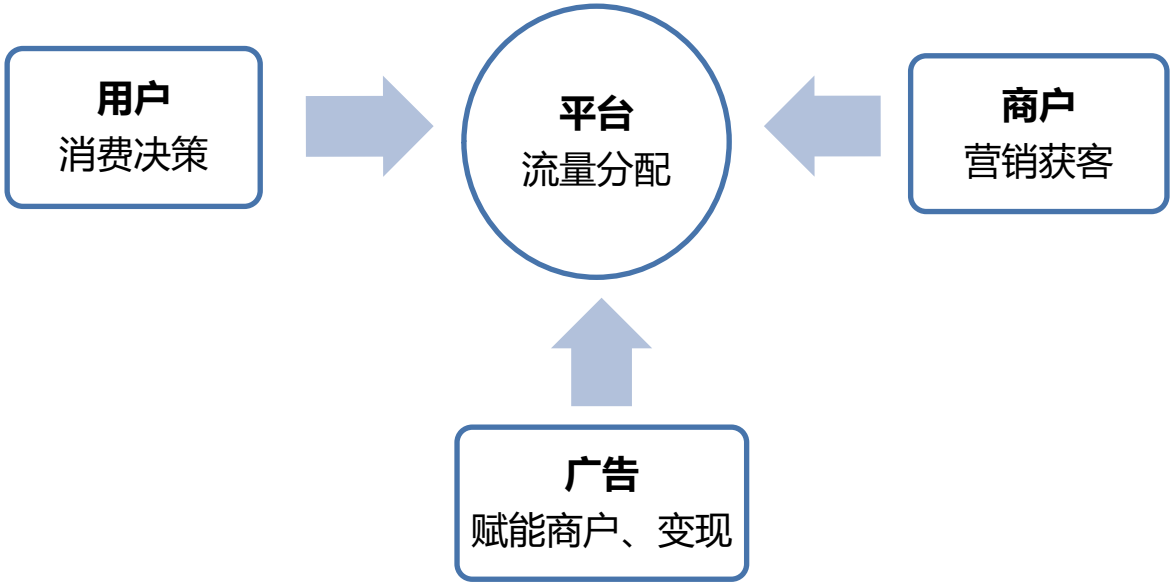
# 提纲



- **业务背景**
- **机器学习平台**
  - CTR预估平台
  - 模型平台
- **排序机制**
- **总结思考**

# 业务背景/O2O广告

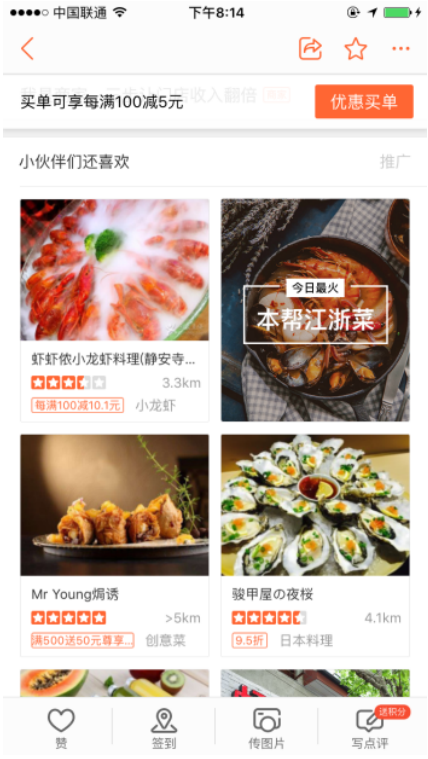




# 业务背景/推荐广告

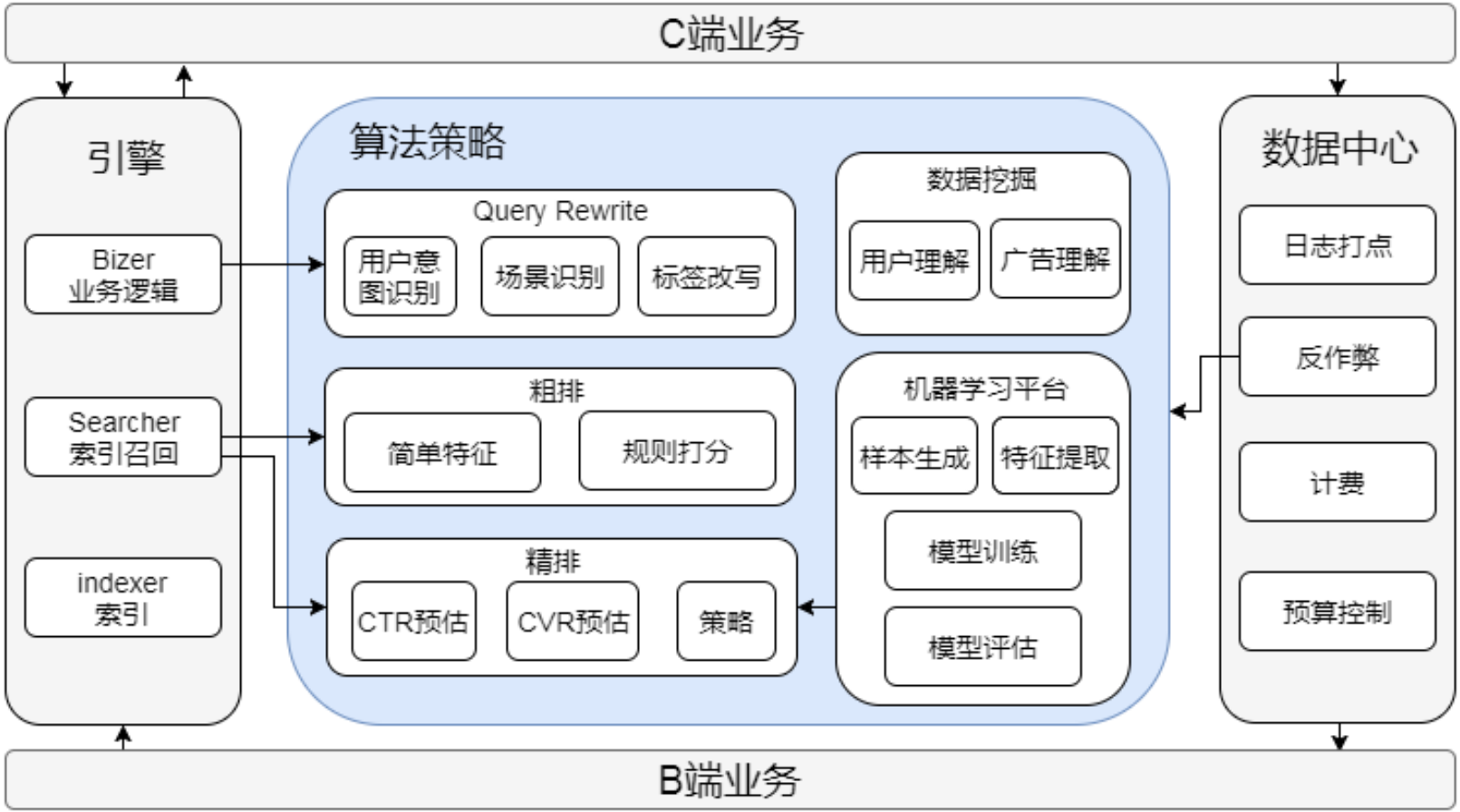


- **主要位置**


# 业务背景/推荐广告业务架构

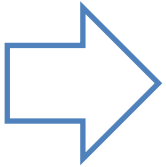




# 业务背景/挑战



- **双平台合并**
  - 如何提高效率，优化人力成本？
- **业务初期**
  - 发展快，团队初创，基础技术储备弱
- **O2O广告主**
  - 互联网新人，如何优化广告主体验？



- **搭建机器学习平台**
  - CTR预估统一框架、平台化，解耦业务
  - 构建模型平台，支持大规模模型的优化迭代
- **优化排序机制**
  - 广告投放更简单、高效

# 提纲



- **业务背景**
- **机器学习平台**
  - **CTR预估平台**
  - 模型平台
- **排序机制**
- **总结思考**

# CTR预估平台/背景




- 双平台多套系统
- 按广告类型分工优化

- 优化效率低：离线在线不一致；重复开发
- 人力成本高：面面俱到，无法做深

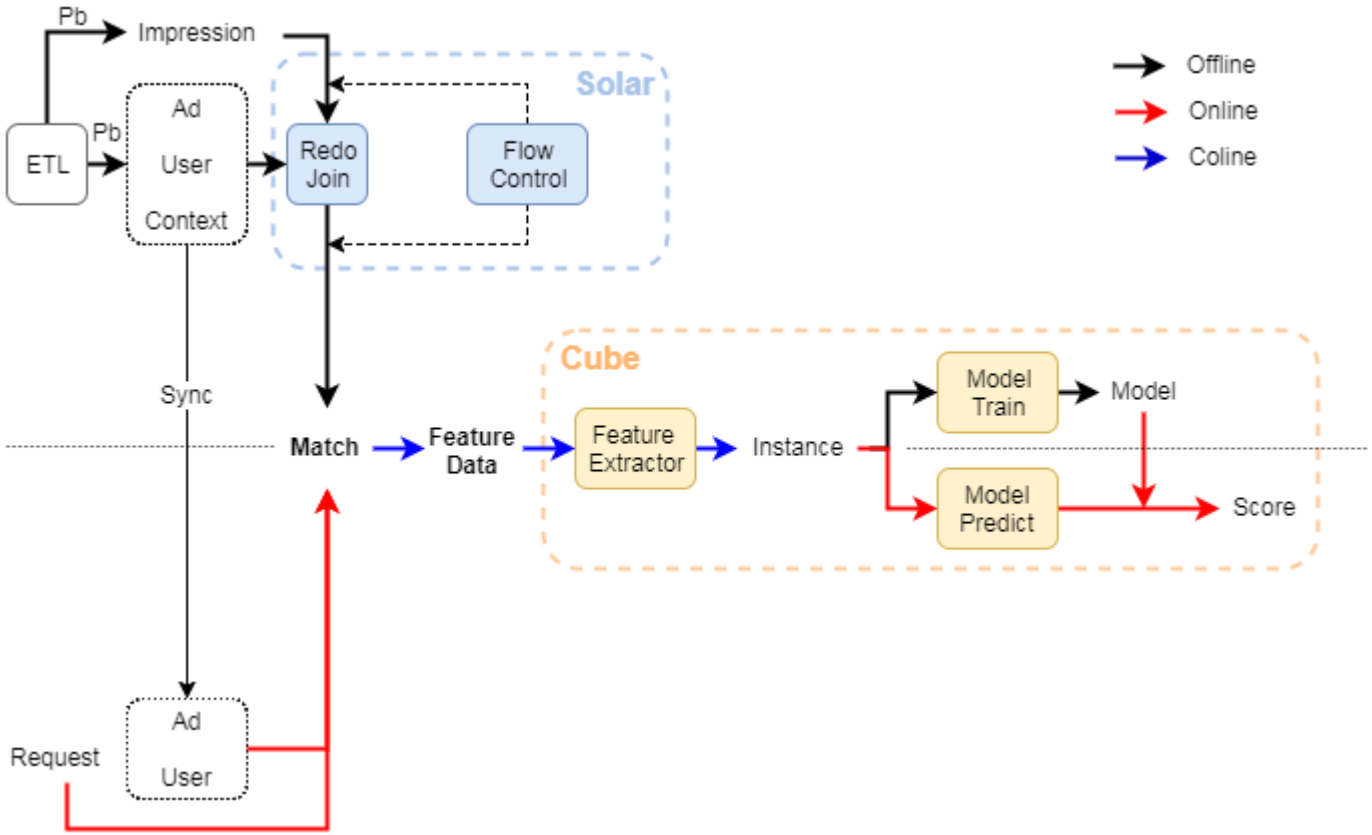
# CTR预估平台



- 挑战
  - 业务框架如何抽象？
  - 线上线下一致性如何保证？
  - 如何高效的数据聚合及回溯调度？

# CTR预估平台/统一框架






- 业务：数据
- 框架：流程
- **线上线下**数据一致，代码一致
- Solar：数据聚合及回溯控制

# CTR预估平台/统一框架

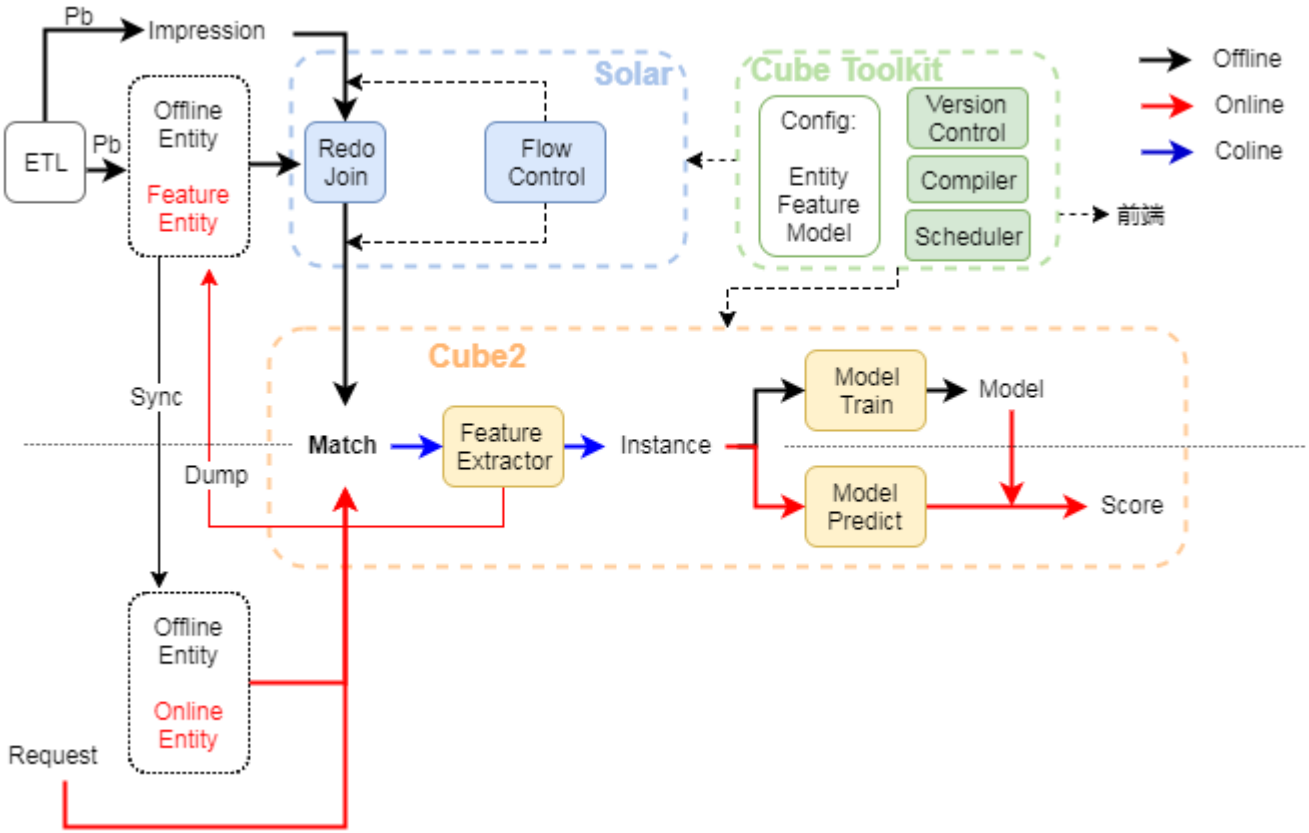



- 总结
  - 一套代码，线上线下一致
  - 人力成本减少一半

- 够好用吗？No！
  - 数据抽象不够：需要实现少量代码(Match+FeatureData)
  - 配置复杂冗余、流程多：新人熟悉成本高
  - 实时特征需要额外开发

# CTR预估平台/平台化

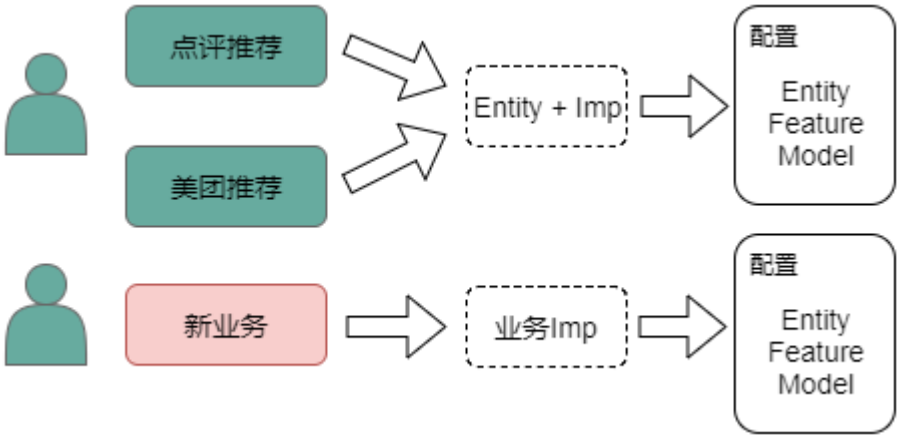





- 数据抽象：Entity + Imp
- Toolkit：配置简化、版本自动依赖
- 回溯与实时统一

# CTR预估平台/平台化






- 生成Entity、Imp数据
- 简单配置

# CTR预估平台/总结



- **简单易用**
  - 模块化、简单化
  - 全配置
  - *拖拽可视化*

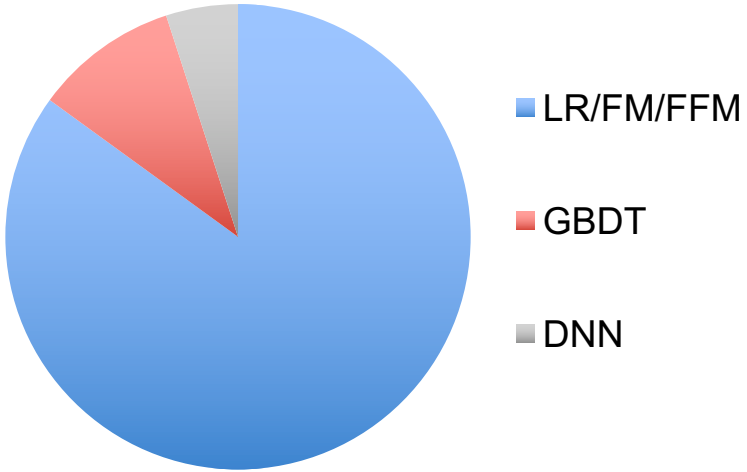
- **能力强健**
  - 支持海量数据和特征处理
  - 离线在线统一
  - 回溯和实时统一

# 提纲

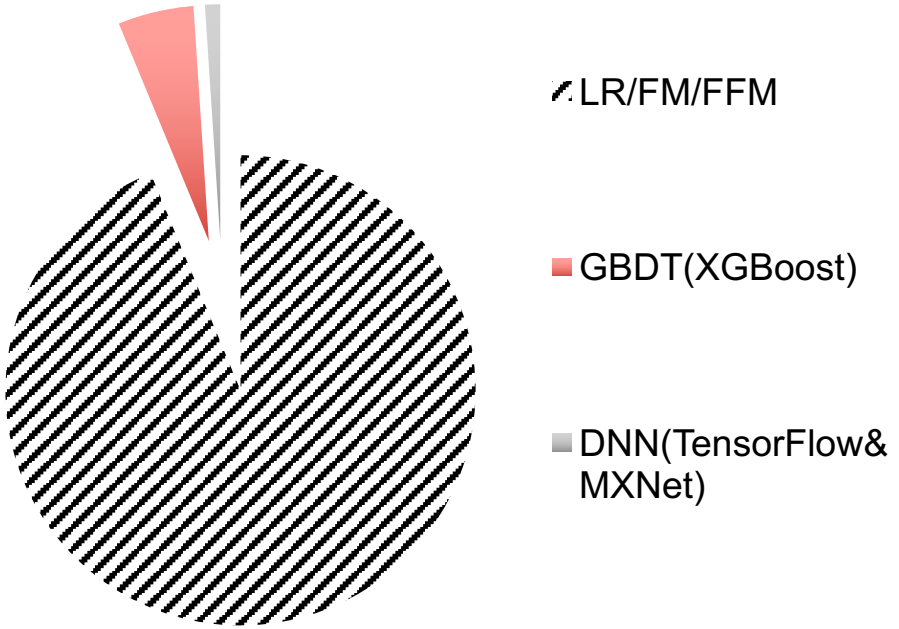


- **业务背景**
- **机器学习平台**
  - CTR预估平台
  - **模型平台**
- **排序机制**
- **总结思考**

## 业界CTR模型

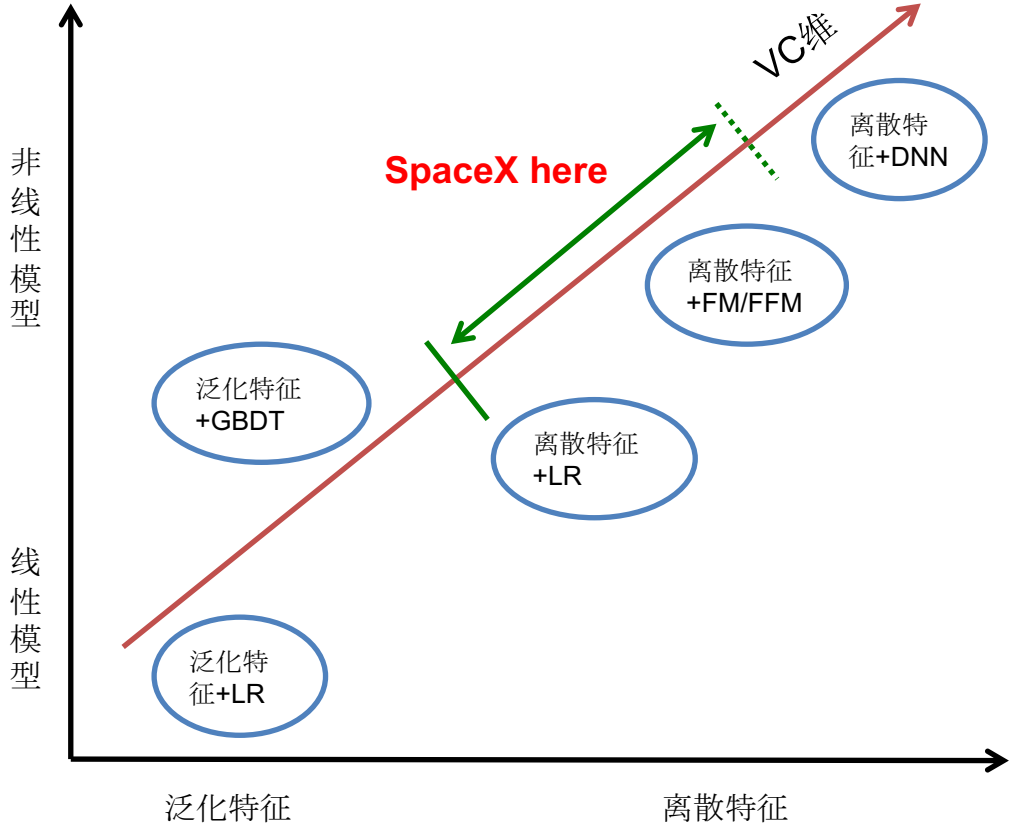



## 美团点评CTR模型



# 模型平台/背景

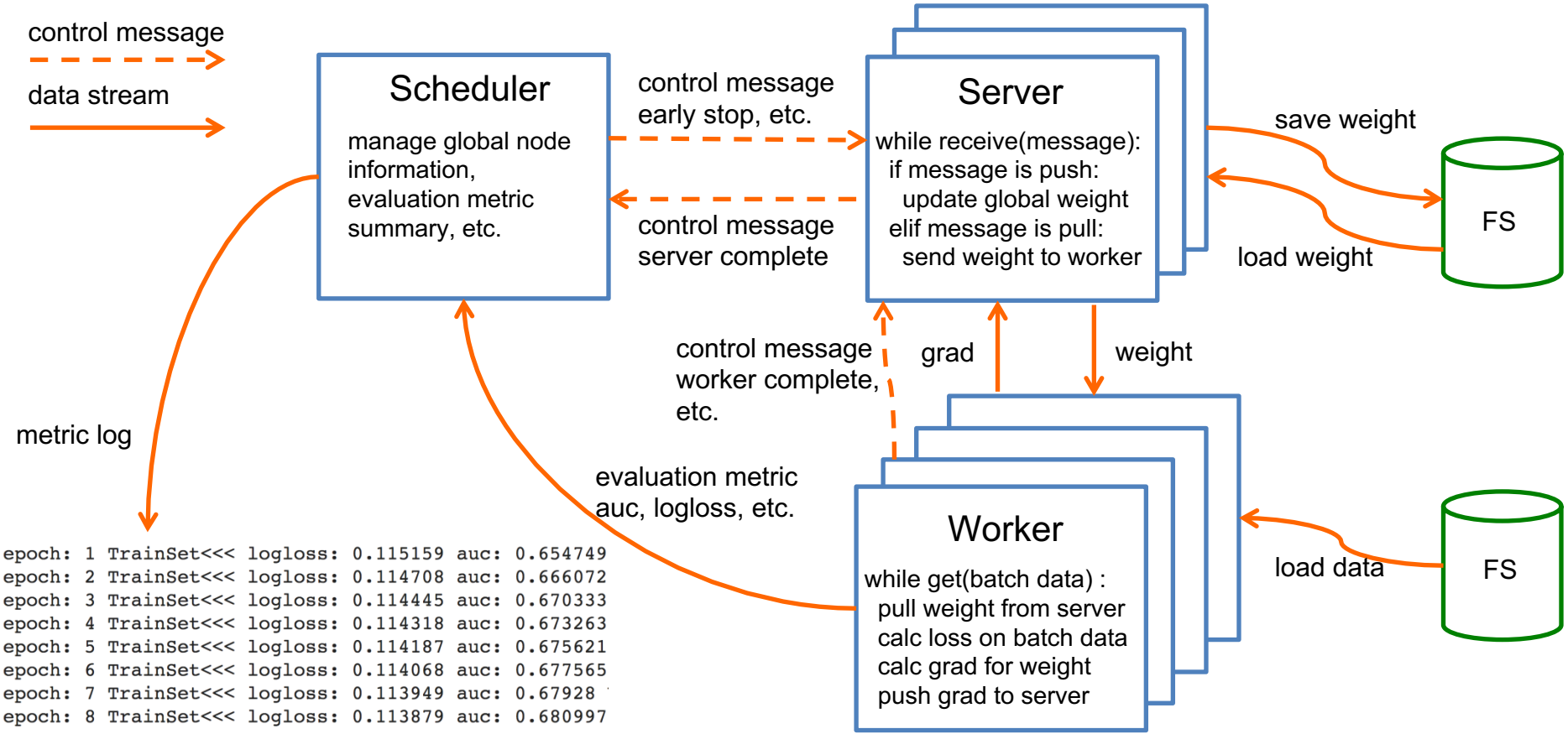





- 更高VC，更高的拟合能力
- DNN > GBDT > 线性
- 离散特征 > 泛化特征
- SpaceX：支持大规模离散特征

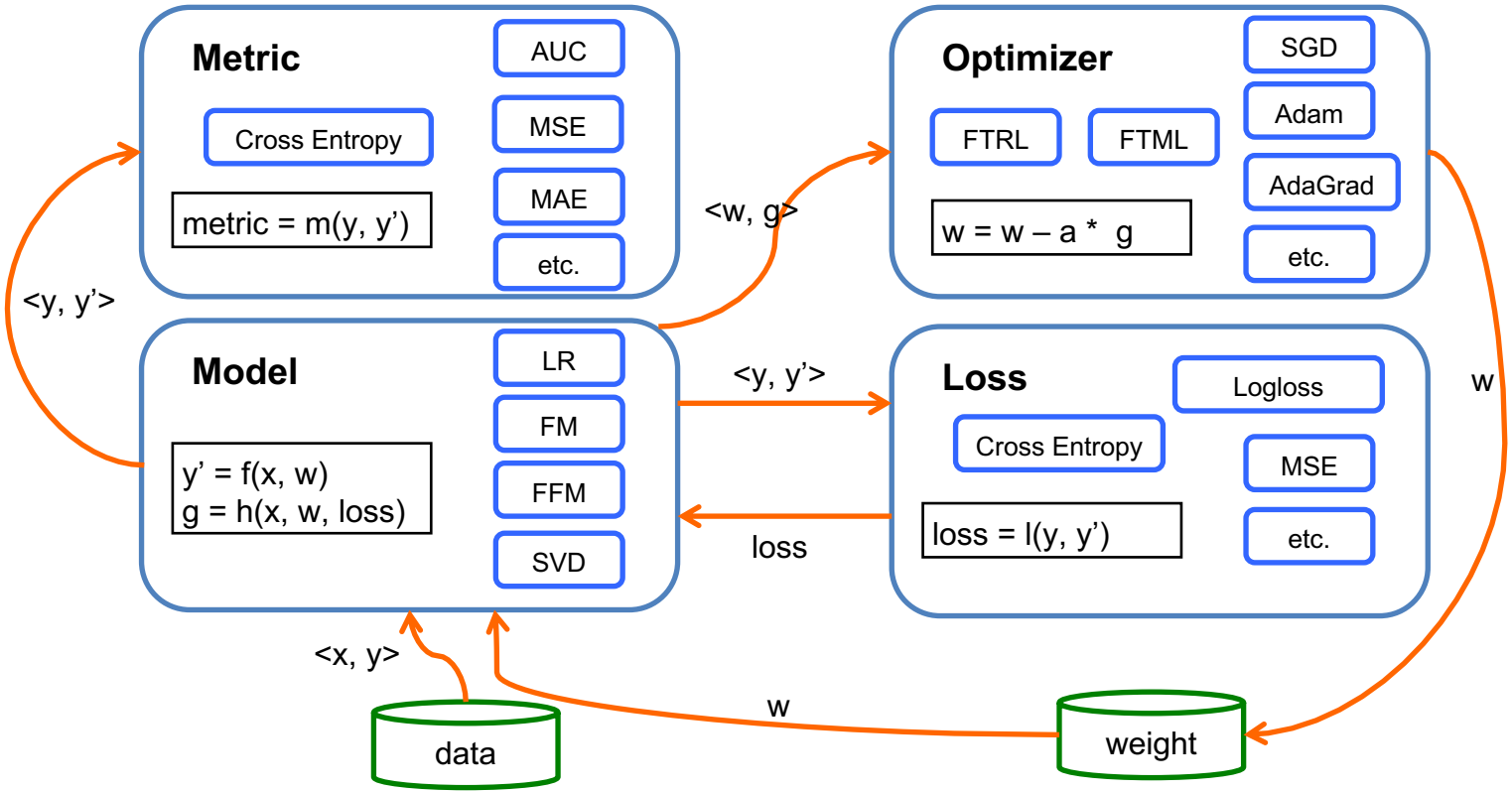
# 模型平台/分布式架构




control message
data stream
Scheduler
manage global node information, evaluation metric summary, etc.
control message
early stop, etc.
control message
server complete
Server
while receive(message):
if message is push:
update global weight
elif message is pull:
send weight to worker
save weight
load weight
FS
control message
worker complete, etc.
grad
weight
metric log
evaluation metric
auc, logloss, etc.
Worker
while get(batch data) :
pull weight from server
calc loss on batch data
calc grad for weight
push grad to server
load data
FS
epoch: 1 TrainSet<<< logloss: 0.115159 auc: 0.654749
epoch: 2 TrainSet<<< logloss: 0.114708 auc: 0.666072
epoch: 3 TrainSet<<< logloss: 0.114445 auc: 0.670333
epoch: 4 TrainSet<<< logloss: 0.114318 auc: 0.673263
epoch: 5 TrainSet<<< logloss: 0.114187 auc: 0.675621
epoch: 6 TrainSet<<< logloss: 0.114068 auc: 0.677565
epoch: 7 TrainSet<<< logloss: 0.113949 auc: 0.67928
epoch: 8 TrainSet<<< logloss: 0.113879 auc: 0.680997

# 模型平台/算法模块设计






- FTML算法：参考2017 ICML 《Follow the Moving Leader in Deep Learning》

# 模型平台/CTR模型优化



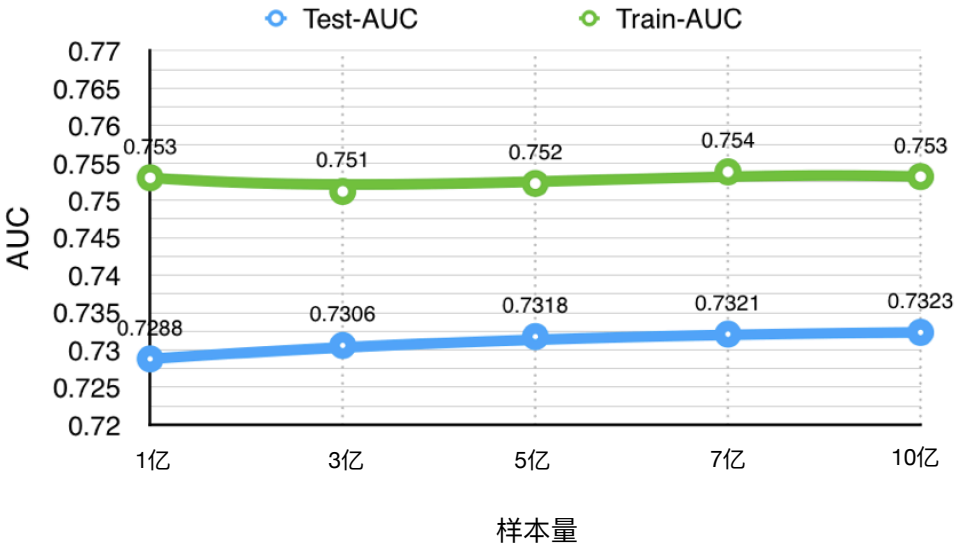

模型能力越来越强


样本量级越来越大

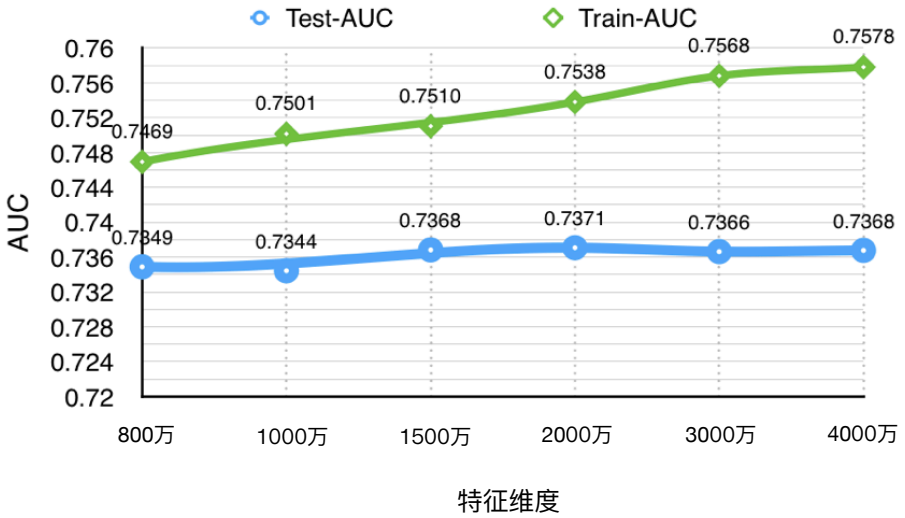

特征维度越来越高

# 模型平台/更多数据更多特征






Test-AUC: 随着训练样本增加，效果整体提升并趋于收敛




Test-AUC: 随着特征规模增加，效果先变好后变差。

原因分析：

前期：特征变多，模型表达能力变强

后期：稀疏特征变多，过拟合严重，泛化能力变弱

# 模型平台/总结



- **高效支持海量特征的模型训练**
  - 现有集群上支持百亿样本、十亿级别特征
  - 10亿样本，2500万特征，LR1小时20分钟
- **灵活易用**
  - 与公司数据平台对接，开放其他业务使用
  - 支持在线预测
- **更多特性**
  - 支持优化算法和模型多种组合方式
  - 支持FFM定制化Field组合

# 提纲

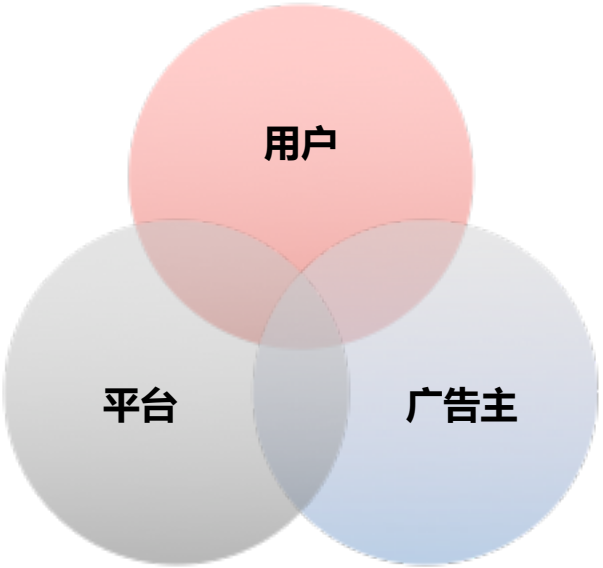


- **业务背景**
- **机器学习平台**
  - CTR预估平台
  - 模型平台
- **排序机制**
- **总结思考**

# 排序机制



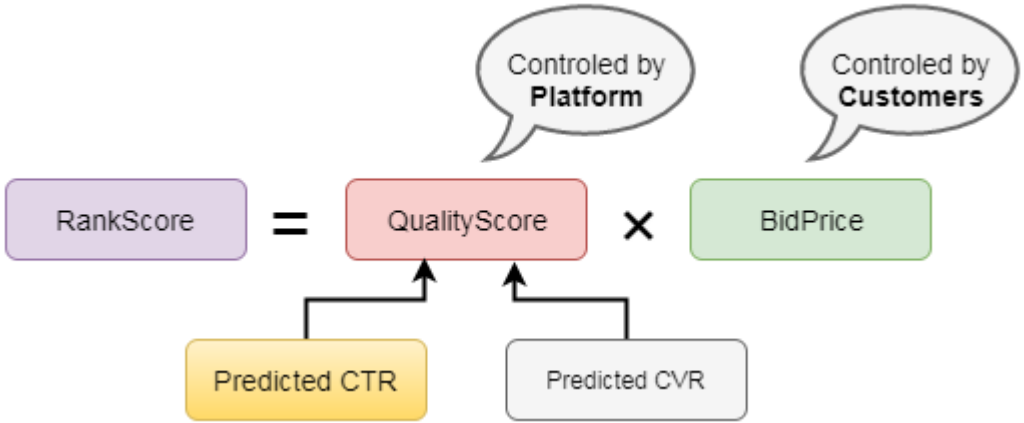
- 如何综合考虑各个因素对广告排序的影响



# 排序机制/eCPM&CVR



- **综合考虑CTR与CVR**




  - RankScore = CTR * （a + b * CVR） * BidPrice

- **优点：**
  - 转化率提高较大

- **缺点：**
  - 参数不够稳定
  - 收入下降
  - 出价固定，无法差异化流量价值

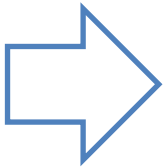
# 排序机制/oCPC



- **问题：**如何为不同流量出不同的钱

- **业界解决方案**
  - oCPA ：腾讯、头条
  - oCPM：Facebook
  - oCPC：淘宝

- **O2O广告特点**
  - 广告主对互联网广告不了解
  - 流量类型多样、差异大，多个出价



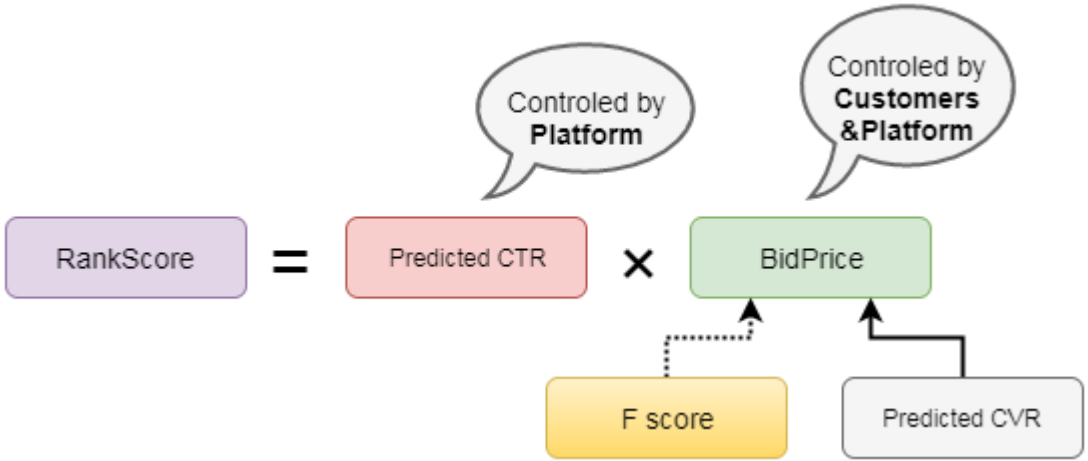
- 统一出价：简单
  - 自动打折，对广告主透明
- oCPC排序：双赢
  - 综合优化平台及广告主收益

- oCPC算法：参考2017 KDD《Optimized Cost per Click in Taobao Display Advertising》

# 排序机制/oCPC



- **原理**：
  - eCPM排序
  - 保证roi的前提下，调整出价b*，优化业务目标F



# 排序机制/oCPC



- **如何构造F函数：**

$$f(k, b_k^*) = pctr_k * b_k * (1 + \sigma(\frac{pcvr_k * \|A\|}{\sum_{i \in A} pcvr_i}, w) * r_a)$$

  - 物理意义：
    - 对于CVR高于自身历史期望水平的广告提高出价
    - 对CVR高于候选平均水平的广告提权
- **如何处理冷启动？**
  - 品类+位置近似CVR + 阈值限制
- **优点**
  - 差异化流量价值，双赢：收入提升、ROI提升
  - 参数鲁棒，对Scale不敏感

# 排序机制/总结




- 单目标优化到多目标优化
- 不仅是广告
  - 智能营销

# 提纲

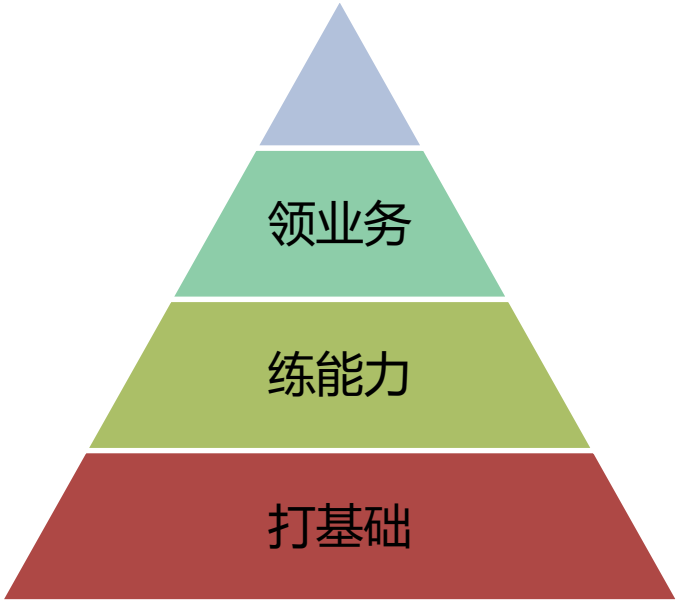


- **业务背景**
- **机器学习平台**
  - CTR预估平台
  - 模型平台
- **排序机制**
- **总结思考**

# 总结思考



- 推荐广告机器学习优化之路：




- 心得体会
  - 立足业务
  - 重视基础

- 团队口头禅：一切都是有原因的

# Thanks！

# Q&A


扫码关注美团点评技术团队公众号
获取最 IN 的技术资讯

美团点评 | 技术团队